

基于 GK 模糊聚类和 LS-SVC 的 GIS 局部放电类型识别

杨志超^{1,2}, 范立新³, 杨成顺^{1,2}, 张成龙^{1,2}, 黄焯城³

(1. 南京工程学院电力工程学院, 江苏 南京 211167; 2. 配电网智能技术与装备江苏省协同创新中心, 江苏 南京 211167; 3. 江苏方天电力技术有限公司, 江苏 南京 211102)

摘要: 局部放电可以反映气体绝缘组合电器(Gas Insulated Switchgear, GIS)内部的绝缘缺陷, 对正确识别GIS的放电类型具有重要意义。在GIS重症监护系统研究平台上人工设置4种GIS的典型缺陷。基于4种缺陷不同电压等级下的局部放电样本数据, 提取局部放电灰度图像的分析特性作为识别特征量。同时考虑到现场干扰对局部放电信号的影响, 利用GK模糊聚类算法对分形特征量进一步处理, 以提取隔离干扰后的分析特征量。最后设计了基于LS-SVC的局部放电模式识别器。试验结果表明所提方法能有效识别GIS放电类型, 比人工神经网络方法具有识别率高、稳定性好的优点。

关键词: 气体绝缘组合电器; 局部放电; 故障识别; G-K 模糊聚类; 最小二乘支持向量机

Identification of partial discharge in gas insulated switchgears based on GK fuzzy clustering & LS-SVM

YANG Zhi-chao^{1,2}, FAN Li-xin³, YANG Cheng-shun^{1,2}, ZHANG Cheng-long^{1,2}, HUANG Xuan-cheng³

(1. School of Electric Power Engineering, Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211167, China; 2. Jiangsu Collaborative Innovation Center of Smart Distribution Network, Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211167, China; 3. Jiangsu Frontier Electric Technology Co., Ltd., Nanjing 211102, China)

Abstract: The internal insulation defects in gas-insulated switchgear (GIS) can be reflected by partial discharge, so it is significant to recognize the type of partial discharge (PD) in GIS correctly. Four kinds of typical deflection of the GIS are designed on the GIS intensive care research system. The extraction of the characteristics of PD gray image is the recognition features based on the PD sample data of the four kinds defects under different voltage levels. At the same time, considering the effect of interference on the partial discharge signal, GK fuzzy clustering algorithm is used to further process fractal feature and to extract the analysis of characteristics. At last, the PD type recognition device is designed based on the LS-SVC. Experimental results show that using the proposed method the PD type within GIS can be correctly recognized. In addition, the method proposed is stable and possesses higher recognition rate than the artificial neural network method.

Key words: gas insulated switchgear (GIS); partial discharge (PD); fault identification; GK-fuzzy clustering; least squares support vector machine

中图分类号: TM85 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2014)20-0038-08

0 引言

气体绝缘组合电器(Gas Insulated Switchgear, GIS)具有占地面积小、运行可靠性高、维护方便等特点, 在电力系统中得到了广泛应用。然而, GIS因制造或者安装过程中残留下的缺陷而引起的故障时有发生, 其内部故障类型多以绝缘性故障为主^[1], 当故障发生时, 由缺陷畸变电场产生局部放电。因

此, 通过局部放电检测判断GIS的潜在性故障对掌握GIS的绝缘状况和指导其检修都具有重要的意义, 而对局部放电信号进行模式识别, 已成为判断GIS内部缺陷类型特性行之有效的方法^[2-4]。

局部放电信号特征提取和模式分类是局部放电模式识别研究中的两个关键问题。目前, 国内外提取放电信号特征参数的主要方法包括: 统计特征^[5]、小波特征^[6]、波形特征^[7]、矩特征^[8]、组合特征^[9]和分形特征^[2,10-12]。其中, 分形特征由于其区分能力和模式描述能力优越、特征参数少且能反映非常复杂的局部放电信号, 而得到了日益广泛的应用。但在

基金项目: 江苏省高校自然科学研究基金面上项目(13KJB470006); 江苏方天电力技术有限公司科技项目

文献[2, 12]中, 局部放电信号分形特征的提取中未考虑 GIS 现场干扰对分形特征的影响, 如果不考虑现场干扰对放电信号的影响, 有可能会将干扰信号作为放电信号, 由此导致分形特征提取欠精确的问题。在放电模式识别方面, 文献[2,12-13]将具有良好自适应能力、鲁棒性能和非线性映射能力的人工神经网络作为局部放电模式的分类器, 然而, 人工神经网络由于存在网络结构的确定、局部极小值以及欠学习和过学习等问题, 可能会对识别结果的正确性带来一定的影响。

基于上述分析, 本文以江苏省电科院的 GIS 重症监护系统为试验平台, 在其平台上人工设置电晕放电(母线尖刺)、悬浮放电、绝缘子表面缺陷放电和自由颗粒放电四种 GIS 的典型缺陷。分别采集上述四种缺陷不同电压等级下的局部放电样本数据, 据此构造出 GIS 局部放电灰色图像, 并以提取的局部放电灰度图像的分析特性作为识别特征量, 同时考虑到现场干扰对局部放电信号的影响, 提出一种基于 GK 模糊聚类和最小二乘支持向量机^[14]分类算法(Least Squares Support Vector machines for Classification, LS-SVC)的 GIS 局部放电模式识别方法。

1 GIS 典型缺陷模型的构建

本文以江苏省电科院的 GIS 重症监护系统为试验研究平台, 并将在其平台上采集的局部放电信号作为基础研究数据, 其 110 kV GIS 实物试验段如图 1 所示。

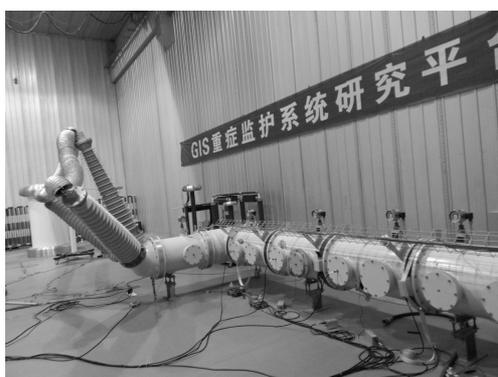


图 1 GIS 实物试验段

Fig. 1 Test section of the physical GIS

在各试验数据样本的采集中, 分别在 GIS 内部设置电晕放电(母线尖刺和筒壁尖刺)、悬浮物放电、绝缘子表面缺陷放电和自由颗粒放电四种人工缺陷, 各缺陷的设置过程如下:

1) 电晕放电: 在 GIS 腔体母线表面安装一根

长为 53 mm、其尖端处等效半径为 1 mm 的钢针来模拟高压导体金属尖端缺陷, 同样也可以将同一钢针固定在 GIS 腔体内壁上, 如图 2(a)所示。

2) 悬浮电位缺陷: 在 GIS 腔体中通过聚乙烯绝缘螺杆将金属铝片固定在高压导体上, 两者相距 1.5 mm, 绝缘螺杆可以用于调节悬浮铝片与导杆的间隙距离, 其长度足以避免沿面闪络, 以此来模拟悬浮电位缺陷。如图 2(b)所示。

3) 绝缘子表面污秽: 在绝缘子内表面涂上一层具有半导电性质的硫化银粉末模拟表面污秽, 产生沿面电场集中, 进而模拟沿面放电, 如图 2(c)所示。

4) 自由微粒放电: 由于在 GIS 中, 导电性微粒对绝缘的危害最大, 通常认为非导电性微粒的危害要小的多, 因此通过在腔体上撒上直径为 1 mm 的不锈钢圆形球体进行模拟自由微粒缺陷, 如图 2(d)所示。

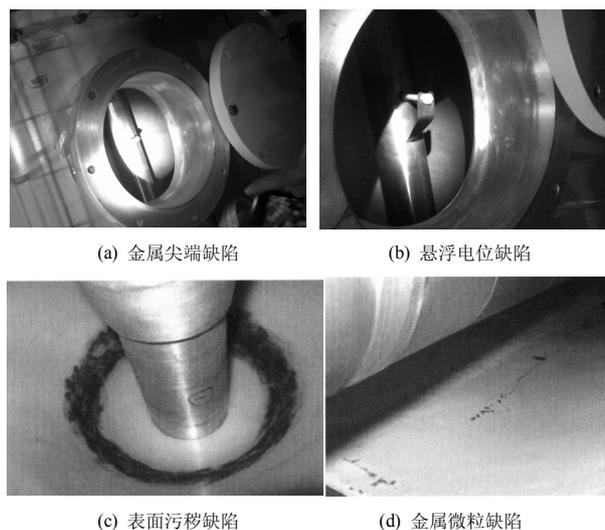


图 2 GIS 内部人工设置缺陷示意图

Fig. 2 Schematic of the GIS internal defects by manually set

上述四种绝缘缺陷分别进行 47 kV、50 kV、55 kV 和 60 kV 电压下的局部放电试验, 试验时超高频信号采用传感器外置方式, 通过 4 GHz/s 的高速示波器分别采样并存储每种缺陷情况下连续 100 个工频周期内的局部放电波形, 每个试验电压下采集 30 组数据。

在 GIS 局部放电试验中, 现场的电磁干扰和背景干扰对局部放电信号具有较大的影响。如何从强烈的干扰中准确获取局部放电信号, 是实现 GIS 实时在线检测以及放电类型模式识别的关键所在。为了分析干扰对局部放电的影响, 作者在进行上述四种试验时, 也对现场的干扰信号进行了采集, 其干扰如图 3 所示。

从现场干扰信号可以看出，试验现场存在较强的干扰源，况且工频相关性较强。因此，有必要采取相应的措施，以抑制干扰信号对正常放电信号和放电类型模式识别的影响。

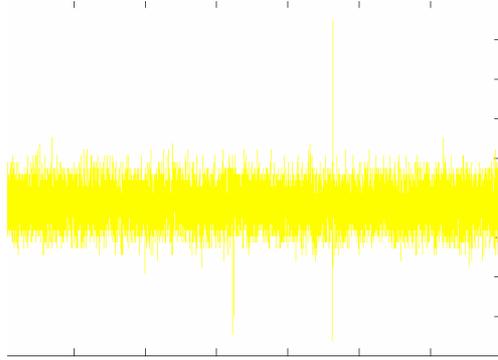


图3 试验现场干扰信号
Fig. 3 Interference signal of the test site

2 基于分形特征和 GK 模糊聚类的放电特征提取

2.1 局部放电信号分形特征提取

正确提取局部放电信号的特征是准确识别局部放电类型的关键所在。提取放电信号特征参数方法中的分形特征以其区分和模式描述能力优越、特征参数少且能反映复杂的局部放电信号，得到了重点研究。本文在局部放电信号特性提取中，首先利用采集的数据构造 GIS 局部放电灰度图像，然后利用文献[2]所提方法，提取 GIS 局部放电灰度图像的分形特征，即：灰度图负半周的信息维数 D_I^- 、正半周的信息维数 D_I^+ 、负半周的盒维数 D_B^- 以及正半周的盒维数 D_B^+ ，并以此作为局部放电类型识别的特征参量。基于采集的局部放电数据构造的灰度图像分析特性的处理结果如图 4 所示，其具体计算过程见文献[2]，限于篇幅，此处不再赘述。

从图 4 可以看出，四种放电缺陷的分形特性(盒维数、信息维数)均聚集在某一区域，分形特征具有较强的区分能力。然而，试验现场存在较大的干扰，所采集的局部放电信号中不可避免地会存在干扰信号，甚至较强的干扰信号会覆盖内部放电信号。在局部放电信号分形特征提取中，我们未考虑干扰信号对正常放电信号的影响，也即所提取的如图 4 所示的分形特征数据中极可能包含着干扰信号的分形特征数据，如果对于干扰分形数据不加以处理，而直接将提取的分形特征作为放电类型模式识别器的输入，这将对识别结果的精度带来一定的影响。因此，为消除干扰的影响，本文在所提取的分形特征数据的基础上，采用 GK 模糊聚类算法对分形特征

数据进一步处理，以获取纯净的放电类型识别特征量。

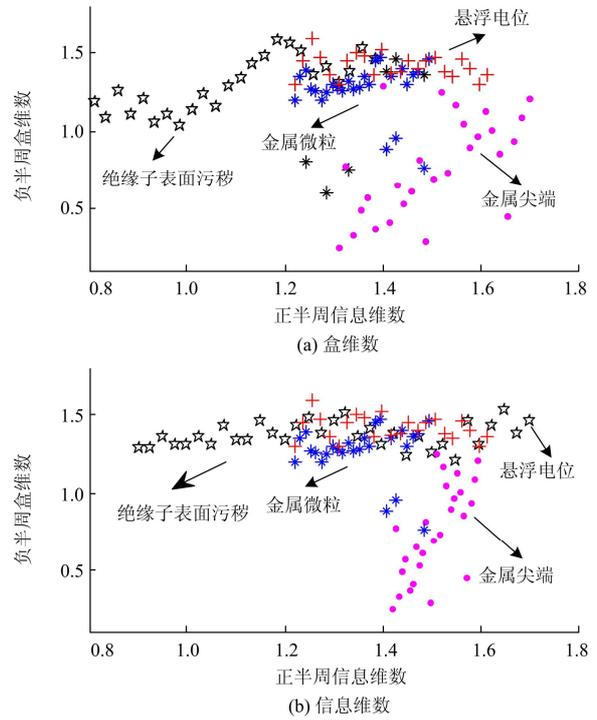


图4 四种局部放电缺陷的分析特征

Fig. 4 Fractal features of four kinds of partial discharge defects

2.2 基于 GK 模糊聚类的放电类型识别特征参量提取

模糊聚类是辨识数据模式的一种有效工具。Gustafson-Kessel (GK) 算法是距离自适应动态聚类算法的模糊推广。该算法是利用聚类协方差矩阵的自适应距离进行度量^[15]，其模糊聚类的中心向量 $V = (v_1, v_2, \dots, v_c)^T$ 和数据集的隶属度矩阵 $U = [\mu_{ij}]_{c \times N}$ 通过最小化目标函数来求得，其中 N 为样本的个数， c 为聚类的数目， μ_{ij} 为数据点相对于聚类中心的隶属度，且满足

$$\sum_{i=1}^c \mu_{ij} = 1, \quad \mu_{ij} \in [0, 1], \quad 1 \leq j \leq N \quad (1)$$

假设待辨识的数据序列 $X = (x_1, x_2, \dots, x_N)$ ，则它的最小化目标函数可表示为

$$J(X, V, U) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N (\mu_{ij})^m D_{ij}^2 \quad (2)$$

其中： $m \in [1, \infty)$ 为一个表征分类模糊程度的加权指数； D_{ij}^2 为数据序列中数据点 x_j 到聚类中心 v_i 的距离，且为一个平方内积距离范数，表示为

$$D_{ij}^2 = \|x_j - v_i\|_{M_i}^2 = (x_j - v_i)^T M_i (x_j - v_i) \quad (3)$$

其中

$$\mathbf{M}_i = \det(\mathbf{F}_i)^{\frac{1}{n}} \mathbf{F}_i^{-1} \quad (4)$$

其中, \mathbf{F}_i 为第 i 个聚类中心的协方差矩阵。

利用拉格朗日乘法, 对最小化目标函数式(2)进行优化, 使得目标函数取得极小值的两个必要条件分别为

$$\mu_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c (D_{ij} / D_{kj})^{2/(m-1)}} \quad (5)$$

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^N (\mu_{ij})^m x_j}{\sum_{j=1}^N (\mu_{ij})^m} \quad (6)$$

GK 聚类算法的具体执行步骤如下。

1) 给定数据序列 $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_N)$, 并选择聚类数目 $1 < c < N$, 加权指数 $m > 1$ 和终止容许误差 $\varepsilon > 0$ 。

2) 设置模糊划分矩阵 \mathbf{U} 的初始值, 并使其满足约束条件式(1), 重复迭代次数 $l = 0, 1, \dots$, 根据式(6)更新聚类中心 v_i 。

3) 计算第 i 个聚类中心的协方差矩阵 \mathbf{F}_i 为

$$\mathbf{F}_i = \frac{\sum_{j=1}^N (\mu_{ij})^m (x_j - v_i)(x_j - v_i)^T}{\sum_{j=1}^N (\mu_{ij})^m} \quad (7)$$

4) 利用步骤 3) 的协方差矩阵 \mathbf{F}_i , 根据式(4)计算矩阵 \mathbf{M}_i , 然后根据式(3)求取数据序列中数据点 x_j 到聚类中心 v_i 的距离范数 D_{ij}^2 。

5) 根据步骤 4) 所得的距离范数 D_{ij}^2 , 利用式(5)更新模糊划分矩阵 \mathbf{U} 。

对于任何一下终止容许误差正数 $\varepsilon > 0$, 若满足模糊划分矩阵 $\|\mathbf{U}^{(l+1)} - \mathbf{U}^{(l)}\| < \varepsilon$, 则运算终止, 否则增加迭代次数, 直至满足条件^[15-16]。

对 2.1 节中提取出的分形特征数据进一步处理, 在充分考虑现场干扰信号的情况下, 提取干扰信号的分形特征数据, 并利用上述 GK 模糊聚类算法对正常的局部放电分形特征数据进行聚类, 剔除参杂在其中的干扰信号的分形特征数据。GK 模糊聚类算法的参数选择如下: $c=23$, $m=1$, $\varepsilon=0.001$ 。GK 模糊聚类处理后的分析特征如图 5 所示。

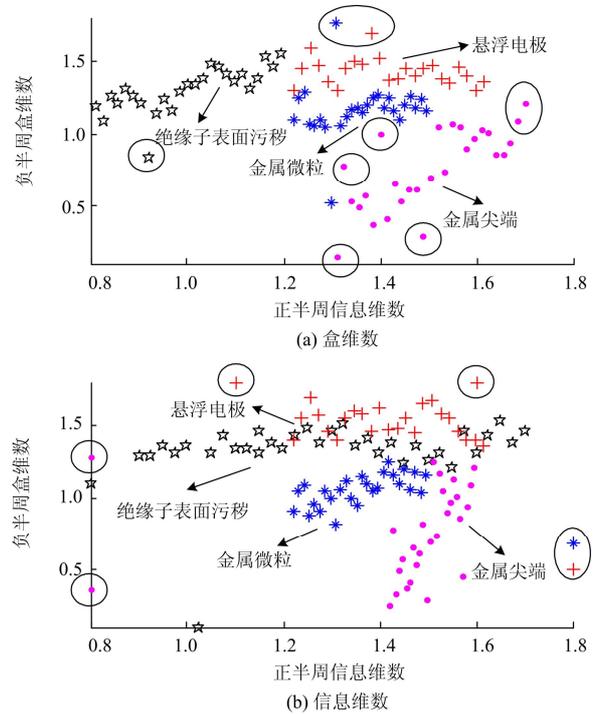


图 5 GK 模糊聚类处理后四种局部放电缺陷的分析特征
Fig. 5 Fractal features of four kinds of partial discharge defects after GK fuzzy clustering

考虑试验现场具有较大干扰的影响, 正常的放电信号可能会包含干扰信号或者被淹没到噪声信号中, 从而导致采集的信号部分失真。图 5 中椭圆标注的均为干扰信号过大时采集到失真信号的数据。由图 5 可以看出, 在排除外部干扰因素对正常信号的影响后, 绝大部分正常原始信号通过 GK 模糊聚类算法处理后, 都能围绕同一聚类中心分布, 同时干扰信号的分析特征数据被有效排除, 这可为局部放电类型识别器提供了准确的输入特征量。

3 基于 LS-SVC 的局部放电模式识别器设计

3.1 最小二乘支持向量机分类算法 (LS-SVC)

基于最小二乘支持向量机(LS-SVM)的两类分类算法称为最小二乘支持向量机分类算法^[17](LS-SVM), 其核心思想是将支持向量机中的不等式约束替换为等式约束, 故可将求解二次规划问题转化为求解线性方程的问题, 从而大大降低了求解难度, 且具有更高的精度和收敛速度, 同时能具有像人工神经网络一样解决小样本学习问题, 还可避免人工神经网络的局部极小值、欠学习或过学习问题, 因此该方法在电力系统中得到了广泛的应用。

假设有 l 个样本 $\{x_i, y_i\}_{i=1}^l$ 的训练集合, 其中 $x_i \in R^n$ 为第 i 个输入数据; $y_i \in \{-1, +1\}$ 为第 i 个输

出数据。构造一个具有如下形式的分类器则是分类支持向量机模型目标:

$$f(x) = \text{sign}[w^T \varphi(x) + b] \quad (8)$$

以使得样本 x 能够被 $f(x)$ 正确分类。

LS-SVC 的函数估计问题可描述为求解如下问题:

$$\min_{w, e} J(w, e) = \frac{1}{2} w^T w + \gamma \sum_{i=1}^l e_i^2 \quad (9)$$

满足等式约束条件

$$y_i [w^T \varphi(x_i) + b] = 1 - e_i, \quad i = 1, 2, \dots, l \quad (10)$$

引入拉格朗日函数

$$L = J(w, e) - \sum_{i=1}^l \alpha_i \{y_i [w^T \varphi(x_i) + b] - 1 + e_i\} \quad (11)$$

其中: $\alpha_i, i = 1, 2, \dots, l$ 为拉格朗日乘子; $\varphi(x_i): \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^{nh}$ 表示核空间映射函数; $e_i \in \mathbb{R}$ 表示误差变量; $w \in \mathbb{R}^{nh}$ 为权向量; b 为偏差量; γ 为误差惩罚因子。

根据极值存在的必要条件, 有方程组(12)成立。

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial w} = 0 \rightarrow w = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i \varphi(x_i) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_i} = 0 \rightarrow \alpha_i = \gamma e_i \quad i = 1, 2, \dots, l \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0 \rightarrow y_i [w^T \varphi(x_i) + b] - 1 + e_i \quad i = 1, 2, \dots, l \end{cases} \quad (12)$$

对式(12)整理可得

$$\begin{bmatrix} I & 0 & 0 & -P^T \\ 0 & 0 & 0 & -y^T \\ 0 & 0 & \gamma I & -I \\ P & y & I & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w \\ b \\ e \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ \bar{1} \end{bmatrix} \quad (13)$$

其中:

$$P = [\varphi(x_1)y_1, \varphi(x_2)y_2, \dots, \varphi(x_l)y_l]^T; \quad e = [e_1, e_2, \dots, e_l]^T;$$

$$y = [y_1, y_2, \dots, y_l]^T; \quad \bar{1} = [1, 1, \dots, 1]^T; \quad \alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_l]^T.$$

根据 Mercer 条件

$$\begin{aligned} \Omega_{kj} &= y_k y_j \varphi^T(x_k) \varphi(x_j) = \\ & y_k y_j \psi(x_k, x_j) \quad k, j = 1, 2, \dots, l \end{aligned} \quad (14)$$

由此, 得到的方程组与 α 和 b 有关。

因此, 方程组(13)可转化为

$$\begin{bmatrix} 0 & -y^T \\ y & \Omega + \gamma^{-1}I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \bar{1} \end{bmatrix} \quad (15)$$

由式(15)可得

$$\begin{cases} \alpha = (\Omega + \gamma^{-1}I) \\ b = \frac{y^{-1}(\Omega + \gamma^{-1}I)^{-1}\bar{1}}{y^{-1}(\Omega + \gamma^{-1}I)^{-1}y} \end{cases} \quad (16)$$

根据式(8)、式(12)的第一式、式(14)和式(16)可得支持向量机模型的分类器为

$$f(x) = \text{sign}[\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i \psi(x, x_i) + b] \quad (17)$$

其中, $\psi(x, x_i)$ 为任意对称函数且满足 Mercer 条件。基于 RBF 型函数所具有的优点, 本文选用的核函数为如式(18)所示径向基函数。

$$\psi(x_i, x_j) = \exp(-\|x_i - x_j\|^2 / (2\sigma^2)) \quad (18)$$

3.2 LS-SVC 识别器及其参数确定

在局部放电试验中, 人工设置的缺陷有四种, 故需识别的局部放电模式类型相应地也有四类, 因此在解决局部放电模式识别时需要将 LS-SVC 识别算法扩展为多类分类问题, 然而多类分类问题与两类分类问题相比, 需要考虑多个样本, 决策边界复杂、难以训练且精度不高的缺点。针对四种放电类型的识别问题, 本文在构造 LS-SVC 模式识别分类器时采用多个两类分类器组合的方式来实现, 这种方式具有简单、易于实现等优点。

基于上述分析, 为识别出四种局部放电类型, 需要设计六个两类分类 LS-SVC 识别器, 并将其分别定义为 SVC₁₁, SVC₁₂, SVC₁₃, SVC₂₁, SVC₂₂, SVC₂₃, 于是通过六个 LS-SVC 识别器采取投票法输出即可判断出局部放电样本的放电模式, 其投票规则如表 1 所示。

除此之外, LS-SVC 识别器存在着核函数 $\psi(x_i, x_j)$ 宽度 σ 以及误差惩罚因子 γ 的选择问题。这些参数选择的合适与否, 将对识别精度产生重要影响。为获取最优的参数, 本文通过交叉确认 (CV) 的方法^[18]对 LS-SVC 核函数 $\psi(x_i, x_j)$ 宽度 σ 及误差惩罚因子 γ 进行选取。

为清晰说明本文所提基于 GK 模糊聚类和 LS-SVC 的 GIS 局部放电模式识别过程, 给出如图 6 所示的算法实现流程。

表 1 投票法放电模式识别规则

Table 1 Voting method for discharge pattern recognition

识别器	电晕放电	悬浮放电	绝缘子 表面缺陷	自由颗粒放电
SVC ₁₁	1	-1	—	—
SVC ₁₂	1	—	-1	—
SVC ₁₃	1	—	—	-1
SVC ₂₁	—	1	-1	—
SVC ₂₂	—	1	—	-1
SVC ₂₃	—	—	1	-1

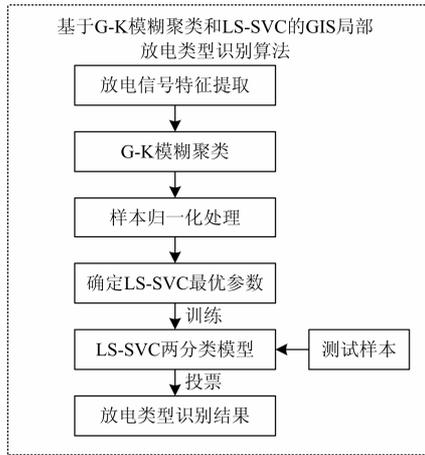


图 6 算法实现流程图

Fig. 6 Flowchart of the algorithm

4 试验结果与分析

本文选用四种缺陷局部放电信号经过 GK 模糊聚类算法处理过的 30 组数据作为训练样本, 每组样本数据包括: 负半周的信息维数 D_i^- 、正半周的信息维数 D_i^+ 、负半周的盒维数 D_B^- 以及正半周的盒维数 D_B^+ 。

首先将样本按照如下方式归一化处理到 $[-1, 1]$ 。

$$\hat{x}_i = \frac{x_i}{\max(x_i) - \min(x_i)}, \quad i=1, 2, 3, 4 \quad (19)$$

其中, $\max(x_i)$ 和 $\min(x_i)$ 分别为训练样本中第 i 个特征参量的最大值和最小值。

为验证 LS-SVC 核函数 $\psi(x_i, x_j)$ 宽度 σ 以及误差惩罚因子 γ 的选取对识别精度的影响, 以绝缘子表面污秽缺陷为例, 将参数寻优之前的识别结果和利用交叉确认法对参数寻优之后的放电类型的识别相对比, 其对比结果如图 7、图 8 所示。

由对比结果图 7 和图 8, 可以看出参数寻优之后的识别精度明显提高, 说明核函数 $\psi(x_i, x_j)$ 宽度

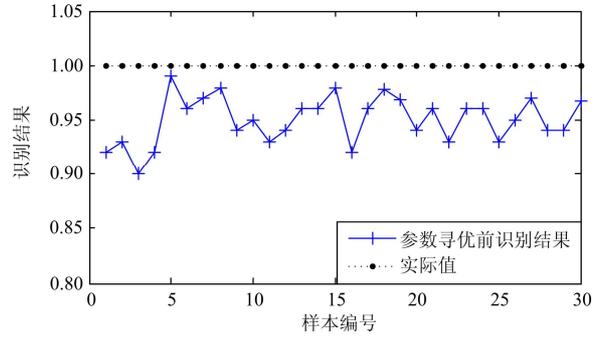


图 7 LS-SVC 参数寻优前的识别结果

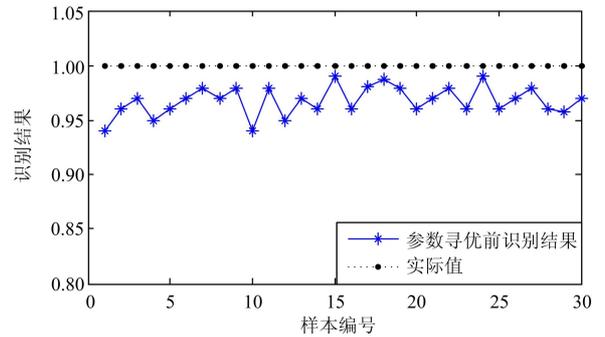
 Fig. 7 Recognition results before the parameter optimization
($\sigma=9.8463$; $\gamma=94730.521$)


图 8 LS-SVC 参数寻优后的识别结果

Fig. 8 Recognition results after the parameter optimization

 ($\sigma=13.5741528$; $\gamma=23478.3341$)

σ 以及误差惩罚因子 γ 的选择对识别精度产生直接影响。

为进一步检验本文所提方法的性能, 分别建基于 BP 神经网络^[13]和 RBF 神经网络^[2,12]的局部放电故障识别器并与本文所提的基于 GK 模糊聚类和 LS-SVC 识别器进行对比, 用均方误差 MSE 和正确率来衡量识别性能的优劣。

均方误差 MSE 计算公式为

$$E_{MSE} = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M (y_k - \hat{y}(k))^2 \quad (20)$$

正确率描述为

$$Accuracy = (1 - \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{k=1}^M [(y_k - \hat{y}(k)) / y_k]^2}) \quad (21)$$

其中: M 为训练数据对的个数; y_k 为实际值; $\hat{y}(k)$ 为 LS-SVC 的识别输出结果。

基于 BP 神经网络、RBF 神经网络以及 GK 模糊聚类和 LS-SVC 识别方法的四种缺陷的局部放电模式识别结果如表 2~表 5 所示。

从表 2~表 5 的识别结果对比可以看出, 采用 GK 模糊聚类和 LS-SVC 的 GIS 局部放电故障识别器对四种放电故障均具有较高的识别率, 尤其对电

晕放电和自由金属颗粒具有比 BP 网络和 RBF 网络更好的识别效果, 同时算法的训练时间最短, 实时性能良好。

表 2 三种算法下的电晕放电识别结果

Table 2 Recognition results of corona discharge under the three algorithms

电晕放电	G-K 模糊聚类 &LS-SVM	BP	RBF
MSE	0.001	2.283	1.896
Accuracy	95.6%	81.6%	87.13%
Time	0.911	63.36	36.84

表 3 三种算法下的悬浮电位放电识别结果

Table 3 Recognition results of floating potential discharge under the three algorithms

电晕放电	G-K 模糊聚类 &LS-SVM	BP	RBF
MSE	0.001 35	2.239	1.811
Accuracy	91.1%	85.6%	88.4%
Time	0.911	63.36	36.86

表 4 三种算法下的绝缘子表面污秽放电识别结果

Table 4 Recognition results of polluted insulators discharge under the three algorithms

电晕放电	G-K 模糊聚类 &LS-SVM	BP	RBF
MSE	0.000 87	1.233	0.935
Accuracy	97.9%	94.6%	95.4%
Time	0.911	63.36	36.86

表 5 三种算法下的自由颗粒放电识别结果对比

Table 5 Recognition results of freedom particles discharge under the three algorithms

电晕放电	G-K 模糊聚类 &LS-SVM	BP	RBF
MSE	0.001 3	2.201	1.813
Accuracy	92.6%	84.5%	87.4%
Time	0.911	63.36	36.86

5 结论

本文在江苏省电科院的 GIS 重症监护系统研究平台上人工设置电晕放电(母线尖刺)、悬浮放电、绝缘子表面缺陷放电和自由颗粒放电四种 GIS 的典型缺陷, 并基于四种缺陷不同电压等级下的局部放电样本数据, 提取局部放电灰度图像的分析特性作为识别特征量, 同时考虑到现场干扰对局部放电信号的影响, 利用 GK 模糊聚类算法对分形特征量进

一步处理, 以提取隔离干扰后的分析特征量; 最后设计了基于 LS-SVC 的局部放电模式识别器, 试验结果表明本文所提方法对四种放电类型均具有较高的识别率, 尤其对电晕放电和自由金属颗粒具有比人工神经网络更好的识别效果。

参考文献

[1] 唐炬, 朱伟, 孙才新, 等. 检测 GIS 局部放电的超高频屏蔽谐振式环天线传感器研究[J]. 仪器仪表学报, 2005, 26(7): 705-709.
TANG Ju, ZHU Wei, SUN Cai-xin, et al. Study of the UHF shield resonance loop antenna applied to detect PD in GIS[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2005, 26(7): 705-709.

[2] 孙才新, 许高峰, 唐炬, 等. 以盒维数和信息维数为识别特征量的 GIS 局部放电模式识别方法[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(3): 100-104.
SUN Cai-xin, XU Gao-feng, TANG Ju, et al. PD pattern recognition method using box dimension and information dimension as discriminating features in GIS[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(3): 100-104.

[3] 王辉, 郑文栋, 黄成军, 等. GK 模糊分类算法在 GIS 局部放电模式识别中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(17): 50-54.
WANG Hui, ZHENG Wen-dong, HUANG Cheng-jun, et al. Application of Gustafson-Kessel fuzzy classification algorithm in the pattern recognition of partial discharge for GIS[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(17): 50-54.

[4] 王辉, 郭志红, 云玉新, 等. GIS 四种缺陷局放 UHF 信号标定技术研究[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(21): 7-13.
WANG Hui, GUO Zhi-hong, YUN Yu-xin, et al. Research of UHF calibration technique for four kinds of partial discharge defects in GIS[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(21): 7-13.

[5] 唐炬, 王静, 李剑, 等. 统计参数用于局部放电模式识别的研究[J]. 高电压技术, 2002, 28(8): 4-6.
TANG Ju, WANG Jing, LI Jian, et al. Statistical parameter method for PD pattern recognition[J]. High Voltage Engineering, 2002, 28(8): 4-6.

[6] 孙才新, 李新, 李俭, 等. 小波与分形理论的互补性及其在局部放电模式识别中的应用研究[J]. 中国电机工程学报, 2001, 21(12): 73-76.
SUN Cai-xin, LI Xin, LI Jian, et al. Research on complementarity between wavelet and fractal theory and

- relevant application in PD pattern recognition[J]. Proceedings of the CSEE, 2001, 21(12): 73-76.
- [7] ZHENG Zhong, TAN Ke-xiong. Partial discharge recognition based on pulse waveform using time domain data compression method[C] // Proceedings of the 6th International Conference on Properties and Applications of Dielectric Materials, Xi'an, China, June 21-26, 2000.
- [8] 张晓虹, 张亮, 乐波, 等. 基于局部放电的矩特征分析大电机主绝缘的老化[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(5): 94-98.
ZHANG Xiao-hong, ZHANG Liang, LE Bo, et al. Analysis on aging condition of stator winding insulation of generator based on the moment characteristics of partial discharge[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(5): 94-98.
- [9] CANDELA R, MIRELLI G, SCHIFANI R. PD recognition by means of statistical and fractal parameters and a neural network[J]. IEEE Trans on Dielectrics and Electrical Insulation, 2000: 87-94.
- [10] 杜伯学, 魏国忠. 基于小波与分形理论的电力设备局部放电类型识别[J]. 电网技术, 2006, 30(13): 76-80.
DU Bo-xue, WEI Guo-zhong. Partial discharge classification based on wavelet and fractal theory[J]. Power System Technology, 2006, 30(13): 76-80.
- [11] 成永红, 谢小军, 陈玉, 等. 气体绝缘系统中典型缺陷的超宽频带放电信号的分形分析[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(8): 99-102.
CHENG Yong-hong, XIE Xiao-jun, CHEN Yu, et al. Study on the fractal characteristics of ultra-wideband partial discharge in gas-insulated system (GIS) with typical defects[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(8): 99-102.
- [12] 张晓星, 唐炬, 孙才新, 等. 基于多重分形维数的 GIS 局部放电模式识别[J]. 仪器仪表学报, 2007, 28(4): 587-602.
ZHANG Xiao-xing, TANG Ju, SUN Cai-xin, et al. PD pattern recognition based on multi-fractal dimensions in GIS[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2007, 28(4): 587-602.
- [13] 印华, 方志, 张小勇, 等. 根据 UHF 信号特征的 GIS 局部放电模式识别[J]. 高压电器, 2005, 41(1): 19-20, 23.
YIN Hua, FANG Zhi, ZHANG Xiao-yong, et al. Partial discharge pattern recognition of GIS based on the UHF signal characteristics[J]. High Voltage Apparatus, 2005, 41(1): 19-20, 23.
- [14] 陈刚, 闫飞, 龚啸, 等. 基于参数优化的最小二乘支持向量机状态估计方法[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(19): 83-88.
CHEN Gang, YAN Fei, GONG Xiao, et al. State estimate based on parameter-optimized least square support vector machines[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(19): 83-88.
- [15] 黄金杰, 李士勇, 蔡云泽. 一种建立粗糙数据模型的监督模糊聚类方法[J]. 软件学报, 2005, 16(5): 744-752.
HUANG Jin-jie, LI Shi-yong, CAI Yun-ze. An approach to building rough data model through supervised fuzzy clustering[J]. Journal of Software, 2005, 16(5): 744-752.
- [16] 王书涛, 李亮, 张淑清, 等. 基于 EEMD 样本熵和 GK 模糊聚类的机械故障识别[J]. 中国机械工程, 2013, 24(22): 3035-3040, 3044.
WANG Shu-tao, LI Liang, ZHANG Shu-qing, et al. Mechanical fault diagnosis method based on EEMD sample entropy and GK fuzzy clustering[J]. China Mechanical Engineering, 2013, 24(22): 3035-3040, 3044.
- [17] 姜静清. 最小二乘支持向量机算法及应用研究[D]. 长春: 吉林大学, 2007.
- [18] SUYKENS J A K, VANDEWALLE. Least squares support vector machine classifiers[J]. Neural Processing Letters, 1999, 9(3): 293-300.

收稿日期: 2014-02-08

作者简介:

杨志超 (1960-), 男, 副教授, 主要研究方向为有源配电网电能质量补偿控制技术, 电力设备在线监测与状态评估; E-mail: yangzcnj@126.com

范立新 (1966-), 男, 高级工程师, 主要研究方向为高压设备在线监测理论与实验。